



UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES  
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES  
DEPARTAMENTO DE COMPUTACIÓN

# Título de Tesis

Tesis de Licenciatura en Ciencias de la Computación

Damián Eliel Aleman

Director: Juan Manuel Pérez y Santiago Kalinowski

Codirector: Agustín Gravano

Buenos Aires, 2017

## **Resumen**

El crecimiento de la cantidad de datos en la web y los recursos computacionales de las últimas décadas da la posibilidad de investigar fenómenos lingüísticos a gran escala, tarea casi imposible de realizar manualmente.

En el presente trabajo nos proponemos estudiar los contrastes léxicos en las distintas regiones de la Argentina a través de la creación de un conjunto de datos propio recolectado a partir de Twitter.

# Índice general

<b>1.. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Trabajo previo en el área . . . . .	2
1.2. Twitter . . . . .	3
1.3. Lingüística computacional . . . . .	3
<b>2.. Materiales y Método</b>	<b>5</b>
2.1. Extracción de Datos . . . . .	6
2.1.1. Búsqueda geolocalizadas . . . . .	6
2.2. Datos de desarrollo y de validación . . . . .	7
2.3. Tokenización y normalización . . . . .	8
2.4. Caracterización de la muestra . . . . .	9
2.4.1. Cantidad de palabras . . . . .	9
2.4.2. Tuits a lo largo del tiempo . . . . .	9
2.5. Búsqueda de contrastes . . . . .	10
2.5.1. Métricas para medir el contraste en la frecuencia de las palabras . . . . .	11
2.5.2. Valor de información . . . . .	11
2.5.3. Frecuencia de las palabras . . . . .	13
2.5.4. Test Hipergeométrico . . . . .	14
<b>3.. Resultados</b>	<b>17</b>
3.1. Entropía . . . . .	18
3.2. Valor de la información . . . . .	19
3.3. Proporción acumulada de ocurrencias . . . . .	19
3.4. Palabras candidatas . . . . .	20
3.4.1. Regiones de palabras . . . . .	21
3.5. Validación . . . . .	21
3.6. Problemas en el conjunto de datos . . . . .	21
3.7. Caracterización de las palabras identificadas como contrastivas . . . . .	21
3.7.1. Guaranismos . . . . .	23
3.7.2. Vesres . . . . .	23
<b>4.. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>24</b>
4.1. Conclusiones . . . . .	25
4.2. Trabajo Futuro . . . . .	25
<b>5.. Apéndice</b>	<b>26</b>
5.0.1. La entropía como medida del desorden . . . . .	27
5.0.2. Tablas y Gráficos . . . . .	27



## **1. INTRODUCCIÓN**

### 1.1. Trabajo previo en el área

La dialectología es un campo que estudia la variación del lenguaje según la región geográfica y el contexto social en los que se utiliza. La investigación cuantitativa en estos campo suele utilizar las frecuencias de variables lingüísticas: atributos fonéticos, sintácticos y léxicos.

Actualmente, las herramientas para la detección de palabras con contraste léxico en distintas regiones consisten en cuestionarios como el de *Almeida*[AV95]. Estos cuestionarios están integrados por grupos temáticos centrales como la casa, la familia, la enseñanza, el cuerpo humano, etc. Sobre cada grupo temático se les indicaba a las personas entrevistadas un repertorio de palabras por cada noción, para ver si las conocían y con qué frecuencia se las usaba. Con este trabajo planteamos cambiar el paradigma y detectar automáticamente las palabras usadas en distintas regiones y sus frecuencias.

Uno de los corpus lingüísticos del español más reconocidos es el *corpus XXI*[Esp], creado por la Real Academia Española con una distribución de 25 millones de formas por cada uno de los años comprendidos en el periodo 2001 a 2012. Sin embargo, dicho corpus tiene dos desventajas importantes: por un lado, la cantidad de palabras de América Latina están subrepresentados en relación a la demografía ya que el 34,30 % de las palabras del dataset provienen de textos de España y 65,70 % de los demás países hispanoparlantes. Por otro lado, uno no dispone de todo el dataset, sino que solamente se pueden hacer las consultas de su página web. Estas consultas están limitadas en cuanto a la cantidad de solicitudes y a las funcionalidades que estas proveen.

Una de las virtudes de hacer un corpus con un método de recolección de textos de forma automática se desprende del mayor tamaño del corpus en comparación con métodos manuales como digitalización de textos.

A pesar de haber comenzado hace varias décadas la recolección de textos de la web para realizar corpus, no hay muchos en el idioma español. Uno es el de *Mark Davies*, en el cual se utilizó las páginas web para recolectar los textos, con dos billones de palabras en español y dividió las páginas a partir del país de origen identificado por *Google*.

Las ventajas de Twitter son claras: provee una interfaz pública para obtener tuits de cualquier persona, independientemente de que haya una relación con el usuario que escribió los tuits en la red social. Es decir, uno puede ver los tuits de otra persona, sin necesidad de ser un *seguidor* de esta. Además a diferencia de un portal de noticias donde los comentarios suelen estar relacionados con estas, en Twitter son más amplios los tópicos de los comentarios. Por otro lado, Twitter es una tecnología que permite hacer escalable el trabajo a diferentes países ya que con una misma interfaz se pueden obtener los textos de cualquier región. En cambio, si se elige un portal de noticias para sacar comentarios de usuarios, es necesario conocer la estructura de cada página para obtener esos datos. Otra ventaja de Twitter es que cada usuario está identificado y se podrían llegar a inferir datos como género, edad y ubicación de cada uno. Por último, una ventaja sobre otro método de recolección es que a través de Twitter se pueden recolectar textos con una granularidad regional muy variable y obtener información de quienes los escriben. Existen otras redes sociales de las que se podrían obtener textos para analizar, pero tienen la desventaja de ser privadas, como *Facebook*, o acotadas en términos de los temas que se hablan, como *LinkedIn*.

## 1.2. Twitter

Twitter<sup>1</sup> es un servicio de microblogging creado en 2006. Los usuarios son variados, desde personas, instituciones gubernamentales y no gubernamentales hasta bots (i.e programa que corre tareas automáticamente). Cada usuario puede escribir textos llamados tuits, que tienen una longitud máxima de 140 caracteres. Las relaciones en Twitter no necesitan ser recíprocas, uno puede seguir a una persona, en cuyo caso va a poder leer todos los tuits generados por ella, como también puede ser seguido por una persona. Un tuit puede ser respondido, como también puede ser retuiteado. El retuit es un mecanismo para diseminar por la red tuits generados por otros usuarios. De esta manera si un usuario A realiza un retuit generado por el usuario B, cualquier seguidor de A también va a recibir ese tuit en su panel, al cual llamaremos *timeline*. Si bien los tuits que se ven en el timeline son solo aquellos generados por los usuarios que uno sigue, todos los tuits son públicos, es decir que pueden ser accedidos a través de búsquedas en la plataforma. Para dar una noción de la cantidad de usuarios en la Argentina, en el 2016 había 11,8 millones de usuarios de Twitter en la Argentina, con 15 millones de personas con smartphones, lo cual significa que el 70 % de la gente con smartphones tenía Twitter.

En los últimos años se han publicado numerosos trabajos que utilizaron datos de Twitter, desde la detección y monitoreo de terremotos en tiempo real [SOM10], análisis de sentimientos y de la opinión pública [Liu12], predecir el mercado de valores [PP10] o los resultados de elecciones nacionales [TSSW10]. También se ha utilizado para localizar enfermedades por región [PD11].

En cuanto a trabajos relacionados con la lingüística cabe mencionar el trabajo de Eisenstein et al. [EOSX10] en el que identifica palabras con una gran afinidad regional realizando un modelo probabilístico en el que asumen que las distribuciones léxicas dependen de la región geográfica y de una división de tópicos. Es decir que hay una división de temas sobre todo el dataset y dependiendo de la región del autor, este es más propenso a escribir con una variación dada. El mismo autor realizó un trabajo para identificar variables léxicas y detectar regiones dialectales [Eis14]. El trabajo de Gonçalves et al. [GS14] consistió en analizar las variaciones diatópicas de ciertos conceptos en las grandes ciudades hispanoparlantes. Utilizaron la técnica K-means [Bis06] para obtener regiones dialectales. Por otro lado G. Doyle et al. [Doy14]

## 1.3. Lingüística computacional

La lingüística de corpus es una área que utiliza una serie de procedimientos o métodos para estudiar el lenguaje. Esta rama de la lingüística intenta responder preguntas asociadas a la utilización del lenguaje a través de conjuntos de textos. Si bien esta rama nació realizando y analizando corpus de forma manual, el rápido crecimiento tecnológico de las últimas décadas dio la posibilidad de tener corpus con millones de palabras y realizar algunos estudios de manera automatizada, utilizando menos recursos humanos y ahorrando tiempo. Tal es así que el año 2003 Kilgariff et al. [KG03] se preguntaron acerca de la posibilidad de utilizar la Web como fuente para recolectar textos. Hay varias críticas que se le pueden hacer al contenido que se encuentra en la web, como los errores sintácticos y gramaticales. Sin embargo, la inmensa cantidad de datos que es posible recolectar ofrece una oportunidad única para realizar estudios lingüísticos. En particular, la lengua

---

<sup>1</sup> [www.twitter.com](http://www.twitter.com)

utilizada en las redes sociales que posee una fuerte presencia de coloquialismos nos brinda la posibilidad de identificar fenómenos nacientes en la actualidad como los neologismos.

FALTARÍA CONTEXTUALIZAR LOS CONTRASTES LEXICOS, EN ESPECIAL EL TRABAJO SOBRE EL ESPAÑOL (VIDAL DE BATTINI).

[Baa01] [MH11]

En este trabajo presentamos un método semi-supervisado para la detección de palabras contrastivas a través de un conjunto de textos recolectados de Twitter. Si bien se recolectaron textos de la Argentina, este trabajo puede ser replicado sobre otras regiones.

En la sección [2] explicaremos la metodología para extraer los datos de Twitter, una caracterización de la muestra y la métrica creada para medir la contrastividad de una palabra.

En la sección [3] mostramos las palabras identificadas como más contrastivas y la proporción acumulada en regiones de pocas provincias. También detallamos los resultados del test estadístico sobre el conjunto de validación y los guaranismos detectados.

Finalmente en la sección [4] sacamos conclusiones a partir de los resultados obtenidos e indicamos trabajos posibles para seguir la investigación.

## **2. MATERIALES Y MÉTODO**

## 2.1. Extracción de Datos

Para la recolección de tuits, primero se extrajo una cantidad de usuarios de forma localizada con el fin de obtener todos sus tuits. Los usuarios se buscaron por provincia de modo tal que haya una cantidad aproximadamente equitativa de cada una. La búsqueda de los usuarios se hizo de la siguiente manera:

Por cada provincia de la Argentina, se extrajo las ubicaciones de cada uno de sus departamentos, de los partidos de la provincia de Buenos Aires y de las comunas de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires. El conjunto de estas forman la subdivisión de segundo orden de la república Argentina. La lista de departamentos/partidos/comunas fue extraída a partir de los datos publicados del Censo Argentino del año 2010. Para extraer los tuits se utilizó la librería de *python* llamada *tweepy*. De esta manera se recolectó aproximadamente 2000 usuarios por provincia, lo que resulta en 46000 usuarios argentinos. Sobre este conjunto de usuarios se buscaron los tuits. Se decidió no tener en cuenta los retuits dado que no son escritos por los usuarios sino que son una mera copia de otros tuits.

### 2.1.1. Búsqueda geolocalizadas

Las búsquedas geolocalizadas de la API de *twitter* primero intentan de buscar tuits cuyas coordenadas sean las buscadas. En caso de no tener éxito, buscará aquellos tuits creados por usuarios que tienen en el campo *location* de su perfil un lugar cuyo geocódigo coincide con el de sus coordenadas. Es decir, si se hace una búsqueda inversa de las coordenadas, devuelve el lugar de su perfil.

Una vez obtenida la lista de ubicaciones, se realizaron búsquedas por cada provincia con centro en las coordenadas de los departamentos de la misma y con un radio de 20 millas. Sobre el resultado de esta búsqueda, únicamente se seleccionaron los usuarios que tienen como campo *location* al menos uno de los nombres de las ciudades de la provincia. Con esta precaución eliminamos los posibles tuits de turistas que escribieron en un lugar pero que no viven allí.

En el gráfico de la figura 2.4 se muestran las ubicaciones de los usuarios de la muestra de desarrollo:

En la figura 2.1 se ve que la distribución de usuarios en las provincias es bastante pareja. Si bien en la figura 2.2 hay regiones grises que indican la ausencia de usuarios en ese lugar, cabe destacar que los mapas se realizaron obteniendo las coordenadas geográficas a partir de la ubicación definida en el perfil del usuario. Por lo tanto, si una persona declara que vive en *Tucumán, Argentina*, contabilizamos como que esa persona vive en la capital de esa provincia, lo cual puede no ser cierto. Sin embargo, esto no invalida los resultados puesto que la granularidad del análisis es a nivel provincial. Finalmente para ver la distribución de las coordenadas de los usuarios a lo largo del país mostramos la figura 2.3. Se puede observar que en la mayoría de las grandes ciudades hay usuarios en nuestro conjunto de datos. En el apéndice se puede encontrar un mapa ?? donde se contabilizaron todos los tuits con coordenadas geográficas del conjunto de datos. En este gráfico se puede observar que la distribución es mucho más amplia, aunque sigue habiendo más concentración de usuarios en aquellos departamentos con más densidad poblacional.

Si bien en este trabajo nos enfocamos en las coordenadas de las localidades dentro de Argentina, basta con cambiar las coordenadas y los nombres de las localidades que tienen

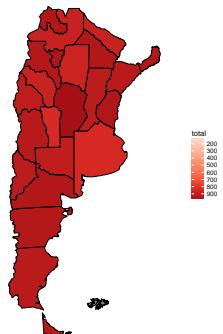


Fig. 2.1:

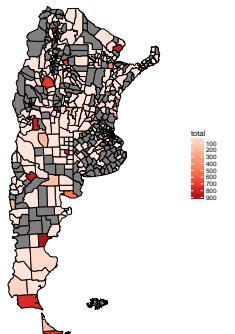


Fig. 2.2:



Fig. 2.3:

*Fig. 2.4:* Ubicaciones de los usuarios: En la figura 2.1 se muestra un mapa de Argentina con la distribución de los usuarios en las provincias sobre el conjunto de desarrollo. El mapa de la figura 2.2 permite visualizar la distribución de los usuarios en los departamentos sobre el conjunto de desarrollo. Se muestra con áreas grises los departamentos que no poseen usuarios que hayan definido el campo ubicación de su perfil en ese lugar. El mapa 2.3 muestra la distribución de las coordenadas obtenidas a partir de todos los usuarios del conjunto de desarrollo. Las coordenadas fueron obtenidas a través de un proceso de geocodificación.

que tener los campos *location* para realizar un análisis sobre otros países en una segunda etapa.

## 2.2. Datos de desarrollo y de validación

Por cada provincia se tomó a los usuarios de la misma y se los dividió para tener un conjunto de datos de desarrollo y uno de validación. El conjunto de validación fue creado para poder corroborar que los resultados obtenidos por el análisis del conjunto de desarrollo no sean algo intrínseco de esta muestra, sino que se pueden extraer a toda la población. La división de los datos se realizó de manera tal que los conjuntos resultantes sean lo más independientes posibles:

**Usuarios disjuntos** Debido a que ciertos usuarios repiten palabras constantemente, ya sea porque son bots o simplemente porque hablan siempre de los mismos temas, es adecuado validar los resultados con textos producidos por distintos usuarios. De esta manera se intentó mitigar el ruido generado por estos usuarios particulares.

**Fechas disjuntas** Al analizar los resultados sobre los textos generados en un tiempo acotado de tiempo, estamos trabajando con una muestra específica que es de esperar que tenga fenómenos particulares debido al momento en que fueron escritos. Por ejemplo, debido a cierto fenómeno climático o en el transcurso de un evento polémico (como un debate presidencial o un torneo deportivo), se pueden obtener tuits con una frecuencia de ciertas palabras muy distinta a la frecuencia que tiene normalmente. Por esta razón se dividieron los tuits producidos por los usuarios de manera tal que sus fechas sean disjuntas.

La división fue de la siguiente manera: Sobre el conjunto de usuarios se dividió en dos de forma aleatoria, con lo que se obtuvo *Usuarios<sub>1</sub>* y *Usuarios<sub>2</sub>*. Luego se buscó la fecha

$Fecha_{DIV}$  por la cual había una cantidad equiparable entre el conjunto de tuits producidos por  $Usuarios_1$  antes de  $Fecha_{DIV}$  y el conjunto de tuits producidos por  $Usuarios_2$  después de  $Fecha_{DIV}$ . Para encontrar la fecha se hizo una búsqueda binaria: dada una fecha  $Fecha_{temp}$  (inicialmente es el día intermedio entre la fecha del primer y último tuit recolectado) se calcula la cantidad de tuits que hay con fechas anteriores sobre el conjunto de usuarios  $Usuarios_1$  y análogamente se calcula la cantidad de tuits posteriores a esa fecha sobre el otro conjunto de usuarios. Si la cantidad del primer conjunto de tuits es menor que la del segundo conjunto, la  $Fecha_{DIV}$  se busca en el intervalo  $[Fecha_{temp} - FechaFinal]$  y se repite el procedimiento. Por lo tanto se cumple la siguiente ecuación:

$$Fecha_{DIV} = \arg \min_F \left| \sum_{f=FechaIncial}^F tuits(Usuarios_1, f) - \sum_{f=F}^{FechaFinal} tuits(Usuarios_2, f) \right| \quad (2.1)$$

Donde  $FechaIncial$  es la fecha del primer tuit recolectado y  $FechaFinal$  es la del último.

Después de fijar la fecha se dividió el conjunto de tuits producidos por estos usuarios: el conjunto de desarrollo con los tuits producidos antes de  $Fecha_{DIV}$  y el conjunto de test producidos posteriormente a esa fecha.

### 2.3. Tokenización y normalización

En cuanto al análisis del texto surge una primer problemática: ¿qué es una palabra? En principio podemos definir a una palabra como cualquier secuencia de caracteres delimitados por espacios blancos. Con esta definición *523456* y *?* serían palabras. Debido a esto podemos restringir nuestra definición a una secuencia de caracteres alfabéticos. Ahora los ejemplos mencionados anteriormente dejarían de estar dentro de la definición. Sin embargo términos como *asdsdafsdf* también serían palabras. Para restringir aún más la definición podríamos tener un diccionario como filtro para saber si una secuencia de caracteres dada es una palabra. Si bien esto tendría mucha precisión al momento de filtrar los términos, no sería capaz de detectar palabras que existen en una lengua pero que no están incluidos en el diccionario elegido. Es por eso que decidimos tomar a una palabra como una secuencia de caracteres alfabéticos.

Es muy posible que tengamos palabras que no sean interesantes a nivel lingüístico, como errores de tipeo (e.g computadira, escribur), errores ortográficos o nombres propios. Es importante destacar que Twitter tiene caracteres especiales para mencionar a la gente, como el @, o el #(hashtag) utilizado para agrupar mensajes. Estos caracteres aparecen mucho, ya que los usuarios suelen responderse en la red, mencionando los mismos temas (aclarando el hashtag), o respondiendo a otros usuarios. Ya que esos caracteres no son alfabéticos, cualquier término que los utilice no va a ser parte del conjunto de palabras, como tampoco lo serán las direcciones de páginas web. Decidimos que se filtren estos términos ya que no tienen interés lingüístico y además agregarían mucho ruido a los datos.

Además de la tokenización del texto, se realizó una normalización sobre él. Todas las letras se convirtieron a letra minúscula y las palabras con más de tres letras iguales de forma consecutiva se redujeron para que solo tengan tres repeticiones. De esta forma, el término *padreeeee* y *padreeee* fueron reducidos a una única unidad léxica (*padreee*). Esto se hizo con la librería *TweetTokenizer de NLTK*. Se descartó la idea de filtrar las palabras

que no estuvieran en un diccionario ya que si bien hubiera eliminado mucho ruido, también nos hubiera filtrado palabras de interés. Este es el caso de los neologismos, o las palabras que si bien se utilizan hace mucho tiempo no están en los diccionarios actuales.

## 2.4. Caracterización de la muestra

Para tener una noción más completa de la muestra, se presenta la tabla 2.4 que indica las cantidades de palabras y tuits por provincia.

Provincia	#Palabras Distintas	#Usuarios	#Tuits	#Total Palabras
Buenos Aires	191919	920	1125042	8974372
Catamarca	173104	957	1057019	8161309
Chaco	169476	964	976943	7605991
Chubut	182592	954	1023373	8884745
Córdoba	207307	987	1224266	10075932
Corrientes	183292	939	1044951	8426940
Entre Ríos	188679	969	1193693	9462986
Formosa	169254	903	923352	7184382
Jujuy	171064	971	678004	5951778
La Pampa	186593	935	1085757	8996318
La Rioja	186041	946	704044	6757277
Mendoza	193708	945	1099717	9402399
Misiones	168400	972	984218	7790197
Neuquén	188038	927	1111201	9021449
Río Negro	194383	965	1215361	9991831
Salta	188402	884	830916	7506652
San Juan	183546	926	1002322	8377792
San Luis	164185	896	1006464	8327093
Santa Cruz	174089	935	876621	7432923
Santa Fe	201879	937	1019620	8862328
Santiago del Estero	166540	887	944109	7355729
Tierra del Fuego	197273	964	976426	8559218
Tucumán	195643	962	1093874	9238526

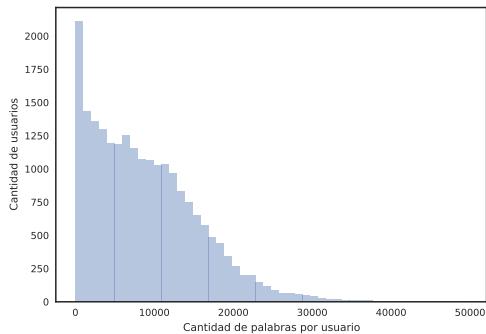
Tab. 2.1: Cantidades del conjunto de datos de desarrollo

### 2.4.1. Cantidad de palabras

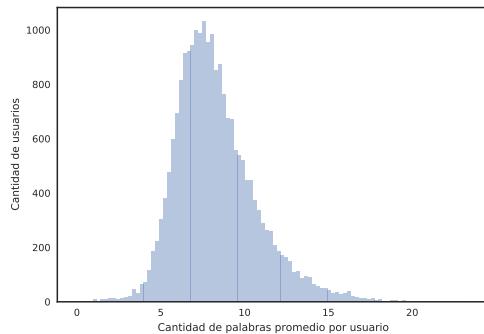
Debido a que los tuits están limitados a 140 caracteres, era de esperar que no hubiera demasiadas palabras promedio por cada tuit. En la figura 2.5 podemos observar que la media para la cantidad de palabras promedio en un tuit está entre 7 y 8.

### 2.4.2. Tuits a lo largo del tiempo

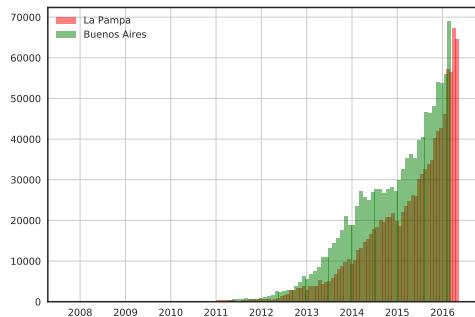
Los tuits recolectados para el conjunto de datos de desarrollo tienen una particularidad: a medida que pasan los años hubo mayor cantidad de tuits durante un año. Esto se refleja en los gráficos de las figuras 2.7 y 2.8.



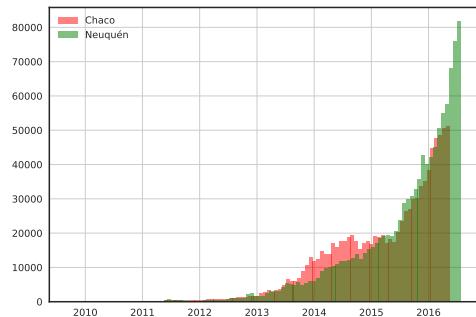
*Fig. 2.5:* Histograma de la cantidad de palabras totales por cada usuario (del conjunto de desarrollo).



*Fig. 2.6:* Histograma de la cantidad de palabras promedio para todos los usuarios (del conjunto de desarrollo).



*Fig. 2.7:*



*Fig. 2.8:*

*Fig. 2.9:* En la figura 2.7 se presenta un histograma donde se muestra la cantidad de tuits que se hicieron por intervalo de tiempo en las provincias La Pampa y Buenos Aires. En la figura 2.8, se presenta el gráfico para Chaco y Neuquén.

## 2.5. Búsqueda de contrastes

Una palabra tiene un contraste cuando esta tiene un uso con diferencias significativas en distintas regiones. En este trabajo nos propusimos crear un listado con palabras con contrastes que tengan importancia a nivel lingüístico. En este sentido, los nombres de personas, lugares u organizaciones no fueron considerados de interés a pesar de tener contrastes en su uso. Este listado fue ordenado por una métrica que capte en un único valor el nivel contrastivo. De esta manera, se seleccionó un subconjunto de palabras, de acuerdo a la métrica, el cual fue analizado manualmente en otros textos por la Academia Argentina de Letras.

El primer acercamiento para ver el contraste de las palabras lo realizamos comparando las frecuencias de las palabras en cada par de provincias de la Argentina. Para esto calculamos el cociente entre la frecuencia máxima de la palabra en las dos provincias sobre la frecuencia mínima, al que llamaremos *maxDif*. En caso de que en una de las dos provincias no se haya recolectado tuits con esa palabra, se tomaba como frecuencia mínima a la

frecuencia mínima distinta de 0 de todas las palabras generadas en esa provincia. Así se evitó la división por cero. De esa manera se ordenó el listado de cada par de provincias teniendo en cuenta la división de frecuencias. Sin embargo, este método imposibilitaba el trabajo manual para la Academia Argentina de Letras que debía mirar estos listados y hacer un análisis más exhaustivo sobre las palabras con mayor diferencia de frecuencias, debido a que había  $\binom{23}{2} = 253$  listados (o equivalentemente 253 columnas en un mismo listado) a analizar. Además la métrica solo permitía saber si había un contraste entre dos provincias, pero no se podía tener en cuenta la frecuencia de la palabra en el resto de las provincias. En consecuencia las palabras se encontraban repetidas en los distintos listados y con diferentes valores de  $\max Dif$ , lo cual hacía muy difícil poder identificar en qué regiones había una diferencia significativa de frecuencias.

Debido a esto decidimos realizar un nuevo enfoque para encontrar las palabras con alta contrastividad en las distintas regiones, de manera que una métrica pueda reflejar el nivel de contrastividad de la palabra en un único valor. De este modo, nos enfocamos en analizar el contraste de frecuencias de palabras sobre las provincias a través de una métrica superadora.

### 2.5.1. Métricas para medir el contraste en la frecuencia de las palabras

Dado que se quieren encontrar las palabras con contrastes significativos en distintas regiones se propone generar una métrica basada en la cantidad de información para poder realizar esta tarea.

Una medida que se puede usar para comparar las frecuencias de las palabras en las diferentes regiones del país puede ser la entropía definida por Shannon<sup>5.0.1</sup>, debido a que podemos tener un valor que informe qué tan uniforme es la distribución de las frecuencias de cada palabra. Sin embargo, la entropía como única medida tiene sus desventajas. Principalmente, una palabra con una sola ocurrencia en una provincia y ninguna en las demás, tiene la entropía mínima. A pesar de que nos interesan las palabras con un contraste significativo entre regiones, dentro de ellas elegiremos las que tienen mayor cantidad de ocurrencias. Es por esto que elaboramos otra métrica que tenga en cuenta la entropía, entre otras variables a tener en cuenta.

### 2.5.2. Valor de información

La métrica que utilizamos para ordenar los listados de palabras y detectar cuáles son las que tienen altos contrastes en su uso en distintas regiones fue inspirada por el trabajo de Zanette y Montemurro [MZ10]. Ellos, a diferencia de Shannon, estudiaron una relación entre una medida de la información y su función semántica en el lenguaje. A continuación detallamos el procedimiento para calcular lo que ellos llamaron el valor de la información:

Dado un texto dividido en  $P$  partes iguales, se calcula la entropía  $H(w)$  sobre el vector de cantidad de ocurrencias en cada una de las  $P$  ventanas. Luego se define  $\widehat{H}(w)$  como la entropía de una permutación aleatoria del texto y promediada por todos las posibles realizaciones de la permutación de él.

Es decir, se distribuyen uniformemente las palabras en  $P$  partes y se calcula la entropía como se hizo con el texto original. Es de esperar que en la mayoría de casos la entropía del texto permutado sea mayor que la medida en el cálculo original. Esto se debe a que las palabras se distribuyen de forma más uniforme en las distintas partes. Finalmente, definen al valor de la información como  $I(w) = p(w)(\widehat{\eta}(w) - \eta(w))$ , con  $p(w)$  la frecuencia total de

la palabra en el texto. De esta manera se les da más importancia a las palabras que son más frecuentes y a las palabras que tienen una baja entropía, ya que en estas el término de la diferencia es más grande. Este estudio se hizo sobre tres textos, *Análisis de la mente*, *Moby Dick* y *El origen de las especies* de Charles Darwin. En los tres libros las palabras con mayor valor de la información están altamente relacionadas con los temas principales.

Si bien esta métrica tiene en cuenta la frecuencia de las palabras además de la entropía, el texto en Twitter resulta difícil de dividir en partes iguales. Esto es porque la división está pensada para dividir el texto en secciones que posiblemente hablen de distintos temas y nuestros textos son tuits que por lo general no superan las 10 palabras. Otra dificultad que surge de esta métrica es la imposibilidad de realizar la media de todas las posibles permutaciones del texto por la limitación computacional ya que tenemos una cantidad muy grande de datos.

Es por eso que realizamos una métrica parecida:

Podemos pensar a las palabras del texto como una variable aleatoria  $W$ , donde cada palabra  $w$  tiene una probabilidad de aparición en una provincia dada de la Argentina. Esta probabilidad la aproximamos con la frecuencia en la que aparece, es decir la cantidad de ocurrencias de la palabra dividida por la cantidad de palabras totales. Por otro lado sea  $P$  una variable aleatoria que cuenta la cantidad de personas que utilizan la palabra  $p$  en cada provincia.

Luego,

$$I(w) = I_p(w) * I_u(w) \quad (2.2)$$

$$I_p(w) = \text{norm}_p(w) * (\hat{H}_w(w) - H_w(w)) \quad (2.3)$$

$$I_u(w) = \text{norm}_u(w) * (\hat{H}_u(u) - H_u(u)) \quad (2.4)$$

$$\text{norm}_p(p) = \frac{cw(p) - MIN_W}{MAX_W - MIN_W} \quad (2.5)$$

donde:  $MIN_W = \min_{p \in \text{Palabras}} cw(p)$   $(2.6)$   $MAX_W = \max_{p \in \text{Palabras}} cw(p)$   $(2.7)$

donde  $cw(p)$  es igual al logaritmo sobre la cantidad de ocurrencias de esa palabra en toda la Argentina, es decir  $cw(p) = \log_2(\text{cantidadOcurrencias}(p))$ .

Análogamente,

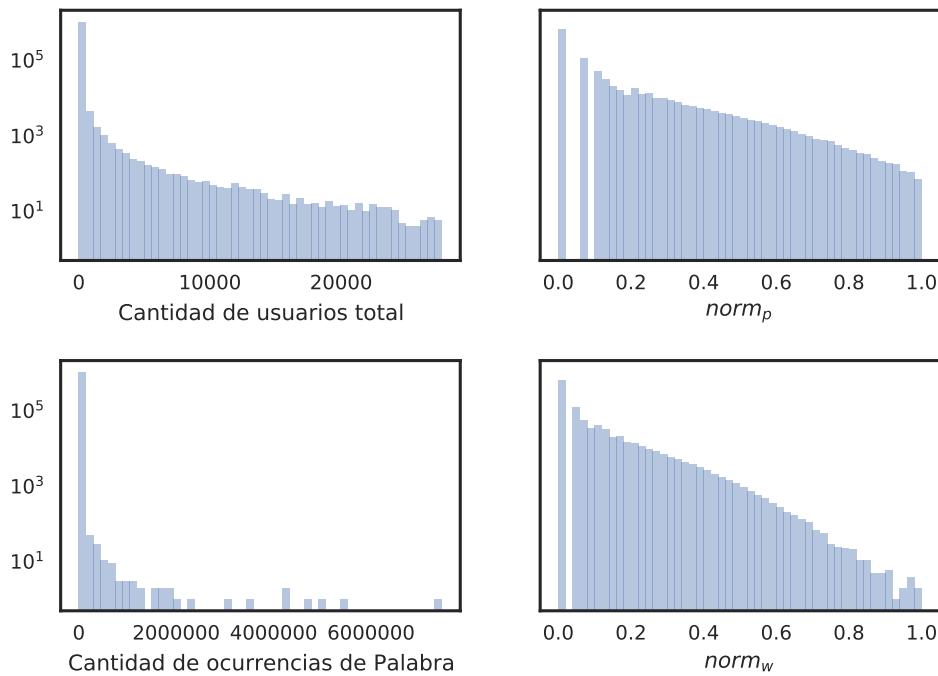
$$\text{norm}_u(w) = \frac{cu(w) - MIN_U}{MAX_U - MIN_U} \quad (2.8)$$

$$MIN_U = \min_{p \in \text{Palabras}} cu(p) \quad (2.9) \quad MAX_U = \max_{p \in \text{Palabras}} cu(p) \quad (2.10)$$

donde  $cu(p)$  es el logaritmo sobre la cantidad de usuarios que utilizan dicha palabra en la Argentina, es decir  $cu(p) = \log_2(\text{cantidadUSuarios}(p))$ .  $\hat{H}$  es la entropía con las cantidades distribuidas uniformemente y  $H$  es la entropía común.

Tanto  $\text{norm}_w$  como  $\text{norm}_u$  realizan una normalización del logaritmo de esas variables. Esto se debe a que el logaritmo genera una dispersión en las medidas de forma tal que su distribución sea más uniforme a lo largo de todo el rango de valores. Esto se puede ver en la figura 2.10.  $\hat{H}_u$  y  $\hat{H}_w$  se corresponde a las entropías de los vectores simulados de apariciones. Esta simulación se realiza con una distribución multinomial ya que se distribuye la suma de los valores de la variable aleatoria uniformemente.

El término de la diferencia de la entropía sobre la cantidad de personas que utilizan la palabra tiene como objetivo mitigar el ruido de la entropía de palabras. En particular una



*Fig. 2.10:* Cantidades y sus normalizaciones: Mediante los histogramas presentamos la distribución de los valores de la cantidad de los usuarios totales que utilizaron cada palabra, como la cantidad de ocurrencias de una palabra. A la derecha se pueden observar la normalización de las variables descriptas en 2.5 y 2.8.

determinada provincia o región pueden tener muchas ocurrencias de una palabra causado por algunos usuarios que utilizan constantemente el término. Un ejemplo de esto podrían ser bots que escriben automáticamente textos iguales (o similares) en grandes cantidades. Otra posible causa de este fenómeno podría ser la de usuarios de ciertas organizaciones que hablan de personas, lugares o marcas de forma constante. Para eliminar outliers se procedió a eliminar las palabras que tenían una cantidad de usuarios menor o igual a 40 ocurrencias, como también las palabras que eran dichas por menos de 6 personas.

### 2.5.3. Frecuencia de las palabras

En la figura 2.11 graficamos la distribución de la cantidad de ocurrencias de las palabras. Podemos observar que la mayoría de las palabras ocurren poco. En particular el 50% de las palabras ocurren menos de 139 veces. Por otro lado hay pocas palabras que ocurren mucho, por ejemplo la palabra *que* o la preposición *de*.

Si comparamos la posición de la palabra en un listado ordenado podemos ver que se cumple con la ley de Zipf. Esta es una ley empírica formulada por George Zipf en el año 1932 en la cual se establece una relación entre la frecuencia de una palabra con su posición dentro del listado de palabras ordenadas por frecuencia decreciente. En particular, sea  $s$  la posición de la palabra en el listado ordenado y sea  $f(s)$  la cantidad de ocurrencias de la palabra, se puede hacer la siguiente aproximación:

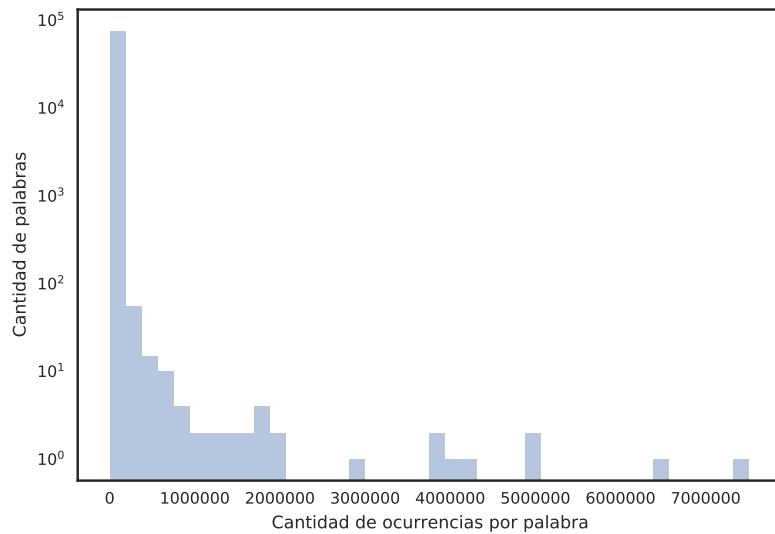


Fig. 2.11: Histograma de la cantidad de ocurrencias de las palabras

$$f(s) \approx \frac{A}{s^\alpha}$$

donde  $\alpha$  toma un valor levemente mayor a 1 y  $A$  es una constante.

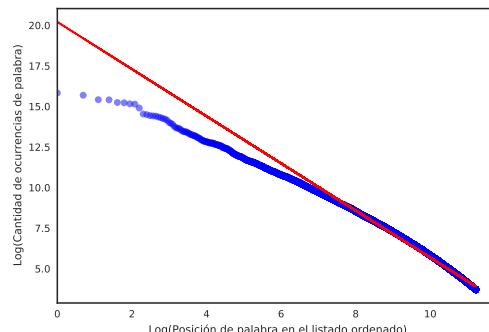


Fig. 2.12: Cantidad de Ocurrencias de palabra vs posición en listado ordenado. Se aplicó el logaritmo a las cantidades de ocurrencias, como también a los valores de las posiciones para mostrar la proporcionalidad entre  $f(s)$  y  $\frac{1}{s^\alpha}$ .

#### 2.5.4. Test Hipergeométrico

Luego de realizar el listado de palabras ordenado por el valor de la información se aplicó un test estadístico para tener mayor confianza de que las palabras clasificadas como contrastivas realmente tienen esta propiedad y no fueron producto del azar. Se seleccionó

Palabra	Cantidad de Ocurrencias
que	7509160
de	6527014
a	4962492
la	4913854
no	4177810
me	4101998
y	3838370
el	3773455
en	2969783
te	2060662
se	1976027
un	1863075
es	1825892
con	1799979
lo	1712189
mi	1643777
por	1553382
los	1498941
para	1398757
las	1212452

Tab. 2.2: Cantidad de apariciones de las 20 palabras más frecuentes.

un conjunto de palabras significativas a nivel lingüístico a partir de las 5000 palabras consideradas más contrastivas por nuestra métrica.

Decidimos elegir el test hipergeométrico ya que queremos ver que la palabra sobre la que se hace el test no estuvo sobrerrepresentada en comparación con la población. Asumimos que la cantidad de ocurrencias de una palabra se puede modelar con una distribución hipergeométrica ya que se puede pensar como un experimento donde se obtuvieron  $k$  palabras exitosas en una región con  $n$  palabras y un total de  $N$  palabras en la Argentina. Las regiones que utilizamos para cada palabra son el conjunto de provincias que cubren el 80 % de las ocurrencias de dicho término. Luego, queremos calcular la significancia estadística de haber obtenido esas  $k$  palabras exitosas.

La hipótesis nula consiste en que la cantidad de ocurrencias de la palabra en la región elegida es mayor a lo observado. Por lo tanto, sea  $\text{cantPalabrasW}(\text{Region})$  igual a la cantidad de ocurrencias observada de la palabra en la región a analizar.

	#Palabras Sobre Region	#Palabras en el resto de Argentina	Total
# Palabras w	k	K-k	K
# Palabras $\neq w$	n-k	N + k - n - K	N - K
Total	n	N - n	N

Tab. 2.3: Tabla de contingencia

$$\begin{cases} H_0 : x > \text{cantPalabrasW}(\text{Region}) \\ H_1 : x \leq \text{cantPalabrasW}(\text{Region}) \end{cases}$$

siendo  $x$  la esperanza de la variable aleatoria que representa la cantidad de palabras exitosas en esa región.

### **3. RESULTADOS**

### 3.1. Entropía

Teniendo el listado de palabras hicimos un cálculo de entropía tomando en cada provincia la cantidad de ocurrencias de cada palabra. En la figura 3.1 podemos observar la distribución del valor de la entropía sobre todas las palabras con más de 40 ocurrencias y dichas por más de 5 usuarios.

Podemos ver que la mayor parte de las palabras tienen un valor de entropía entre 2.5 y 3. Esto quiere decir que hay un gran conjunto de palabras que tiene una cantidad de ocurrencias relativamente uniforme a lo largo de todas las provincias. Sin embargo hay otro conjunto de palabras que tienen una entropía menor a 2, la cual podemos considerar como baja. Estas últimas palabras serán las que tienen mayor interés debido a que tienen una variación marcada en cuanto a su utilización en las distintas regiones.

Sin embargo, ver solamente la entropía de las palabras nos puede generar la detección de palabras que no son de interés, ya sea porque no ocurren una cantidad significativa de veces o porque la variación de las ocurrencias en las distintas provincias se debe solamente a pocos usuarios que la utilizan mucho. Es por esto que también se calculó la entropía teniendo como variable la cantidad de personas que utilizaron cierto término en una determinada provincia.

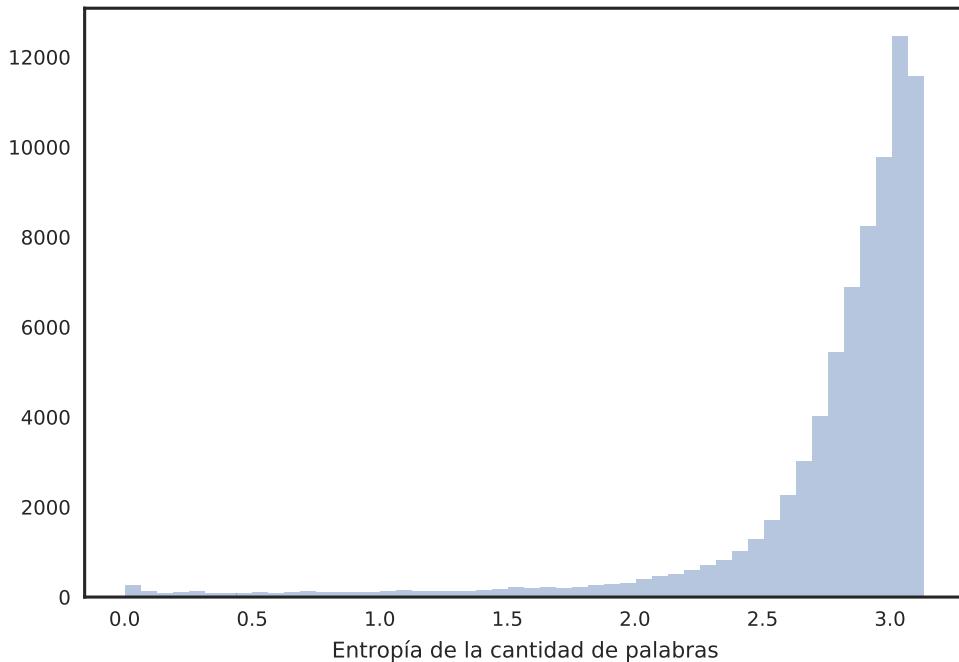


Fig. 3.1: Histograma del valor de la entropía de las palabras ( $H_w$ ).

### 3.2. Valor de la información

En el gráfico 3.2 se muestra una clara relación entre la cantidad de ocurrencias que tiene una palabra y su valor de la información, indicado por el color: cuanto más oscuro más alto el valor. A su vez, se nota que el valor de la información suele ser mayor a medida que el valor de la entropía es menor. Esto no siempre es el caso debido a que hay palabras que tienen una entropía de palabras baja, pero sin embargo la entropía de personas es alta logrando que el valor de la información sea bajo.

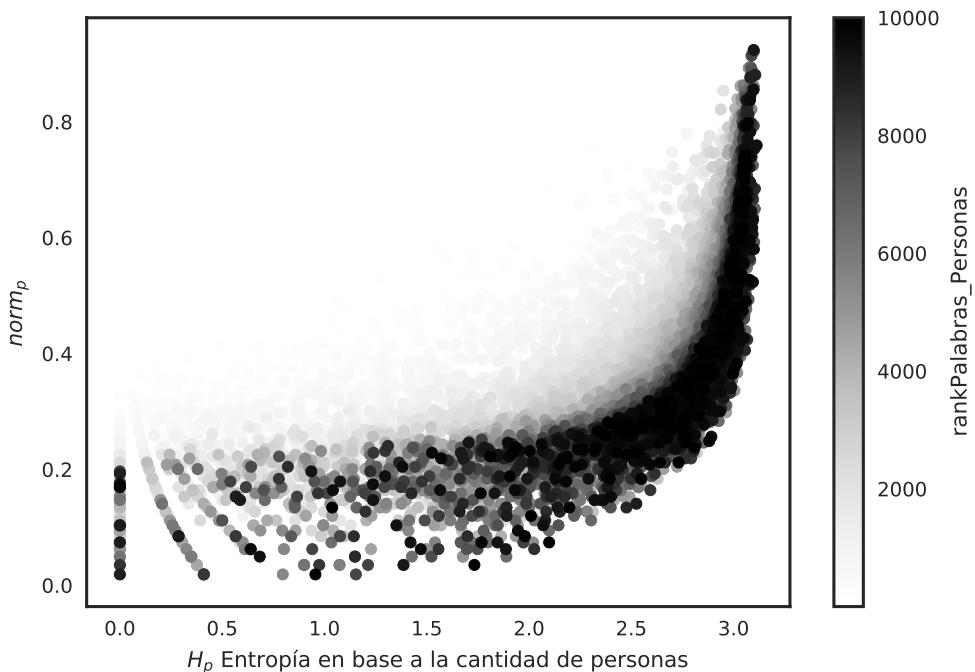


Fig. 3.2: Gráfico de dispersión que muestra la posición en el listado ordenado según el valor de la información a partir de la escala cromática. Las posiciones más bajas aparecen más blancas. A su vez se muestra para cada palabra el valor de la entropía de las personas ( $H_u$ ) y la cantidad normalizada de personas que utiliza dicho término ( $norm_p$ ).

En la figura 3.3 se puede ver el valor de la información según la posición en la que se encuentra en el listado ordenado por la métrica. Notamos que el valor se estabiliza aproximadamente a partir de la palabra cuya posición es 4000 acercándose a 0.

### 3.3. Proporción acumulada de ocurrencias

Para tener una mejor noción sobre la métrica, medimos el porcentaje de las ocurrencias de las palabras que muestran contrastes según nuestra métrica cubiertas por subconjuntos de provincias de manera tal que para cada palabra y un número fijo de provincias, la región con esa cantidad de provincias tenga un cubrimiento máximo. En la figura 3.4 mostramos la proporción acumulada de las palabras, tomando diferentes muestras de palabras. Es notable la diferencia de proporciones acumuladas según la muestra de palabras. Solamente

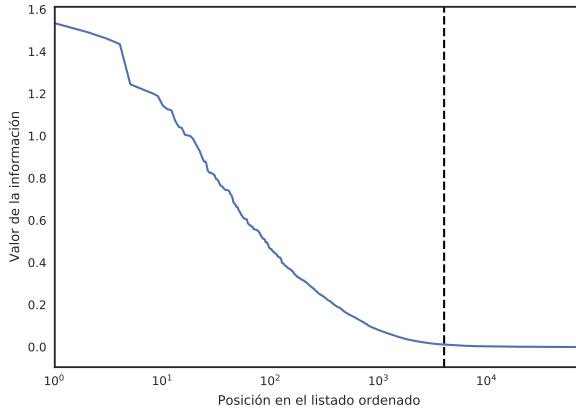


Fig. 3.3: Distribución del valor de la información según la posición de la palabra en el listado de palabras. El gráfico se realizó sobre el conjunto de palabras cuya cantidad de ocurrencias era mayor a 40 y la cantidad de usuarios que utilizaron cada término era mayor a 5.

con una provincia para cada palabra ya se puede cubrir, en promedio, el 76 % del total de ocurrencias sobre las mil palabras con mayor valor de la información.

En el gráfico 3.5 se observa que la variación del cubrimiento de ocurrencias es menor a medida que se aumenta la cantidad de provincias.

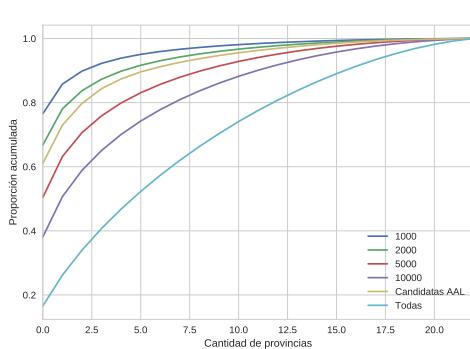


Fig. 3.4: Proporción de ocurrencias acumulada según la muestra de palabras.

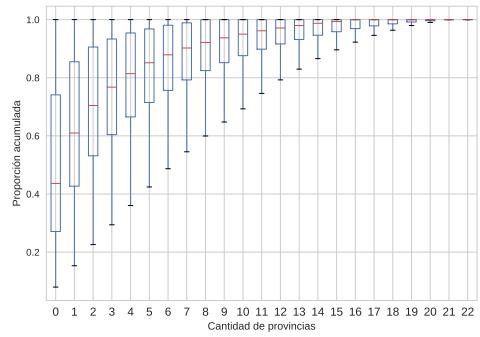


Fig. 3.5: Variación de la proporción de ocurrencias acumulada a partir de la muestra con las primeras 5000 palabras con mayor valor de la información.

### 3.4. Palabras candidatas

Para buscar las palabras candidatas a tener contrastes significativos en cuanto a la cantidad de ocurrencias en distintas provincias, elegimos el conjunto de las primeras cinco mil (5000) palabras con valor de la información más altas. El número 5000 surgió de ver la distribución de los valores de la información. Cómo se puede ver en el gráfico 3.3 hay una caída pronunciada de la métrica y a partir de la palabra cuya posición es 4000 se ve que empieza a estabilizarse y los valores son muy cercanos a 0. Es por esto que nos

pareció razonable dar un margen de 5000 palabras para evaluar manualmente las palabras del listado y entre estas seleccionar las palabras con contrastes significativos que tienen interés a nivel lingüístico.

Como era de esperar las ciudades y provincias son palabras que ocurren mayormente en sus respectivas regiones. Es por esto que tienen una gran variación en la cantidad de ocurrencias en las distintas provincias, lo que genera un valor alto en la métrica de valor de la información. Para detectar las palabras que tienen mayor interés lingüístico buscamos un conjunto de datos con los nombres de las localidades y departamentos de la República Argentina de modo tal que podamos filtrar los lugares del listado original.

### 3.4.1. Regiones de palabras

Una vez que calculamos las regiones que cubren un umbral para cada palabra, nos propusimos analizar cuales son las más frecuentes. Para eso generamos una lista con los conjuntos de provincias cuya cantidad sea menor o igual a 6 y los ordenamos según su frecuencia. En la tabla 3.1 se muestran los primeros conjuntos de provincias obtenidos a partir de las primeras 5000 palabras con mayores contrastes de acuerdo al valor de la información.

Mostramos algunos de los conjuntos de palabras de cada región en la tabla 5.1 (ver apéndice). Sobre esta, podemos destacar que la mayoría de las regiones son compuestas por provincias contiguas.

## 3.5. Validación

### ACA VA LOS RESULTADOS DEL TEST HIPERGEOMETRICO EN EL CONJUNTO DE VALIDACIÓN

### 3.6. Problemas en el conjunto de datos

Cuando vimos las palabras con mayor valor de la información, nos dimos cuenta de que algunas palabras de la provincia de La Rioja eran provenientes de España. Analizando la causa de este ruido, nos dimos cuenta que la API de Twitter no realiza las búsquedas localizadas como uno esperaría. En particular, no solo se fija en los tuits geolocalizados, sino que también hace una búsqueda inversa a través de los nombres de las ciudades que tienen esa coordenada. Específicamente La Rioja es una provincia Argentina, como así también una provincia de España. Es por eso que al hacer búsquedas con las coordenadas de ciudades de La Rioja en Argentina, tuvimos resultados de tuits de España. Lo mismo sucedió con San Juan (capital de Puerto Rico), Santiago Del Estero (Santiago de Chile) y Córdoba (ciudad de Andalucía, España). A pesar de que los tuits no fueron escritos en Argentina, consideramos que su cantidad no es lo suficientemente grande como para tener resultados incorrectos.

### 3.7. Caracterización de las palabras identificadas como contrastivas

Dentro de las palabras contrastivas identificadas a través de la métrica, podemos hacer una caracterización de ellas según el fenómeno lingüístico representan, a saber:

- Guaranismos: Incorporación de palabras de origen guaranítico.

Conjunto de provincias	Cantidad de Palabras
Jujuy - Salta	24
Mendoza - San Juan	19
Neuquén - Río Negro	18
Corrientes - Misiones	16
Chaco - Corrientes - Formosa	16
Chaco - Corrientes	16
Chubut - Santa Cruz	13
Catamarca - La Rioja	12
Santa Cruz - Tierra del Fuego	12
Corrientes - Entre Ríos - Formosa - La Rioja - Misiones	12
Formosa - Misiones	12
Corrientes - Formosa - Misiones	12
Córdoba - La Rioja	11
Catamarca - Salta - Santiago del Estero - Tucumán	11
Catamarca - Jujuy - La Rioja - Salta - Santiago del Estero - Tucumán	10
Chaco - Corrientes - Misiones	10
Chaco - Corrientes - Formosa - Misiones	9
Catamarca - Santiago del Estero - Tucumán	9
Catamarca - Tucumán	9
Salta - Tucumán	8
Catamarca - Jujuy - Salta - Santiago del Estero - Tucumán	8
Neuquén - San Juan	7
Chubut - Santa Cruz - Tierra del Fuego	7
Buenos Aires - La Pampa	7
Salta - Santiago del Estero - Tucumán	7
Buenos Aires - La Pampa - Río Negro	6
Corrientes - Formosa	6
Catamarca - Jujuy - Salta - Tucumán	6
Chaco - Corrientes - Entre Ríos - Formosa - Misiones	6
Catamarca - Santiago del Estero	6

Tab. 3.1: Indica cuantas palabras tienen un cubrimiento del 80 % de sus ocurrencias en cada conjunto de provincias a partir de las 5000 palabras con mayor contrastes (de acuerdo al valor de la información). Se suprimieron las regiones compuestas por una sola provincia.

	Región Guaranítica		Región Litoral	
	#Ocurrencias	Frecuencia Normalizada	#Ocurrencias	Frecuencia Normalizada
Angá	548	45,03	6	0,21
Angaú	205	16,84	0	0
Mitai	175	15,69	1	0,036

Tab. 3.2: Cantidad de ocurrencias y frecuencias normalizadas de las palabras en la región guaranítica y la del litoral. La cantidad total de palabras en la región guaranítica es de 12.167.635, mientras que la cantidad de términos en la región litoral es 27.477.861

- Vesres: Creación de palabras por inversión de sílabas que se usa jergalmente o con fines humorísticos.
- <sup>1</sup>

A continuación presentamos en detalle cada fenómeno lingüístico y ejemplificamos con las palabras encontradas:

### 3.7.1. Guaranismos

Cabe destacar la detección de términos en guaraní en la región guaranítica<sup>2</sup>. Un ejemplo de esto fueron las palabras *angá*, *angaú* y *mitai*. Si bien estas palabras provienen del guaraní, son utilizadas en oraciones en español. Como se puede ver en la tabla 3.7.1 el contraste entre las frecuencias normalizadas<sup>3</sup> de la región guaranítica y la del litoral da una noción de la importancia que tienen estos términos en norte argentino.

Estos términos serán agregados al diccionario del habla de los argentinos [dL08].

### 3.7.2. Vesres

TANTO ESTA CARACTERIZACIÓN COMO LAS FALTANTES HAY QUE ESCRIBIR A PARTIR DE LAS PALABRAS QUE SELECCIONE LA AAL.

<sup>1</sup> Falta agregar caracterización según resultados de la AAL.

<sup>2</sup> Teniendo a las regiones dialectales marcadas por Vidal de Battini

<sup>3</sup> La frecuencia normalizada es una medida de estandarización que indica la cantidad de veces que aparece una determinada forma por cada millón de palabras.

#### **4. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO**

#### 4.1. Conclusiones

En el presente trabajo recolectamos un conjunto de datos de texto de la Argentina a través de la API de Twitter. Este conjunto lo dividimos en dos, un conjunto para desarrollar una métrica que indique el contrastes en el uso de una palabra en relación a la región. El segundo conjunto de datos, independiente del primero en cuanto a usuarios y al período temporal de los textos lo utilizamos para hacer un test estadístico para corroborar que las palabras detectadas como contrastivas según nuestra métrica, no estaban sobrerepresentadas en el conjunto de desarrollo.

La métrica que realizamos usaba la entropía para medir la variación de la cantidad de ocurrencias y de la cantidad de usuarios que la utilizaban en las distintas provincias del país. Creamos un listado de palabras ordenado según el valor de la información calculada, y a partir de ella filtramos las palabras de forma manual eliminando los términos que no tengan valor lingüístico, como los nombres propios (como los nombres de personas, o de lugares). Varias palabras del listado, como *mitaí, anga, angau* resultaron muy interesantes a nivel lingüístico... Estas palabras serán agregadas a la próxima edición del Diccionario de habla de los argentinos.

#### 4.2. Trabajo Futuro

Uno de los desafíos que quedan para hacer es el de clasificar las regiones en clusters, obteniendo así las posibles regiones dialectales. De esta manera se podría considerar la vigencia de las regiones propuestas por Vidal de Battini.

El proceso de normalización se podría mejorar para tener una mayor precisión de las palabras utilizadas. También se podría agregar un sistema de reconocimiento de nombres de entidades para destacar también ciertos nombres propios de manera tal que el listado de palabras tenga más alertas sobre términos sin interés lingüístico.

Por otro lado, este trabajo se podría realizar sobre todo el conjunto de países hispanoparlantes, de modo tal que se puedan hacer comparaciones entre los mismos y comparar las variaciones entre regiones más grandes.

También queda por hacer un análisis sintáctico de las oraciones, y un análisis estadístico de bigramas. Otro desafío es el de analizar los tuits modelados por cadenas de markov (analizando así bigramas y n-gramas), pudiendo generar un bot que cree tuits, este bot podría ser parametrizado de modo tal que genere textos, teniendo en cuenta únicamente los tuits de determinada región.

## **5. APÉNDICE**

### 5.0.1. La entropía como medida del desorden

Para ver la cantidad de información que nos aporta cada palabra se hará una introducción a la teoría de la información, específicamente los conceptos que introdujo Claude Shannon[Sha01]. Para entender estos conceptos es útil tener una descripción matemática del mecanismo que genera la información. Para eso se define a la *fuente* que emite señales de un alfabeto  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_q\}$  de acuerdo a una función de probabilidad fija. Si la fuente emite señales estadísticamente independientes decimos que es una *fuente de memoria nula* y un símbolo  $s$  está completamente determinado por el alfabeto  $S$  y las probabilidades:  $P(s_1) P(s_2) \dots P(s_q)$

Sea  $X$  una variable aleatoria discreta con posibles valores  $\{x_1, x_2, \dots, x_q\}$  y una función de probabilidad  $P(X)$ , luego:  $H(X) = E[I(X)] = E[-\log(P(X))]$ . donde  $X$  es una variable aleatoria con posibles valores  $\{x_1, \dots, x_n\}$  y  $P$  es una función de probabilidad.

Los símbolos con menor probabilidad son los que aportan más información. Esto va de la mano con nuestra intuición ya que si entendemos a los símbolos como palabras de un texto, las palabras más utilizadas como *de* o *que* aportan menos información que la palabra *celular*. Observaciones:

- La entropía es máxima cuando los eventos de  $X$  son equiprobables. En este caso, si hay  $n$  eventos con una probabilidad de  $\frac{1}{n}$  cada uno , el valor de la entropía es de  $\log n$ .
- La entropía es 0 si y solo sí todas las probabilidades son 0 a excepción de una con probabilidad igual a la unidad.

Dado que la entropía es máxima cuando los eventos de  $X$  son equiprobables, se suele decir que es una medida del desorden.

### 5.0.2. Tablas y Gráficos

Conjunto de Provincias				
Salta-Jujuy	Mendoza-San Juan	Chubut-Santa Cruz-T. Del Fuego	Chaco-Corrientes-Formosa	
tribuno	mza	austral	anga	
salteño	zonda	chilote	teresss	
orán	secamente	calafa	músicas	
tartagal	sanjuaninos	chilota	argela	
salteña	sanjuanino	palmaso	angaaa	
martearena	asar	vueltines	olo	
oran	tomba	riviera	cuchale	
yuto	queras		corrientesss	
purmamarca	traica		angá	
yutos	sopaipillas		cts	
gorriti	ardente		correntinas	
quijsano	secamentes		iburrr	
tabacal	jáchal		cheraa	
desentierro	virreina		cheraá	
huaico	tombaaa		bofill	
pichanal	mansooo		receppp	
diableros	tombino			
bandy	parisi			
aramayo	asadaaaa			
ñáñoo				
colque				
urkupiña				
juy				
guachipas				

Tab. 5.1: Palabras cubiertas sobre el 80 % de las ocurrencias totales por el conjunto de provincias a partir de las 5000 palabras más contrastivas (de acuerdo al valor de la información).

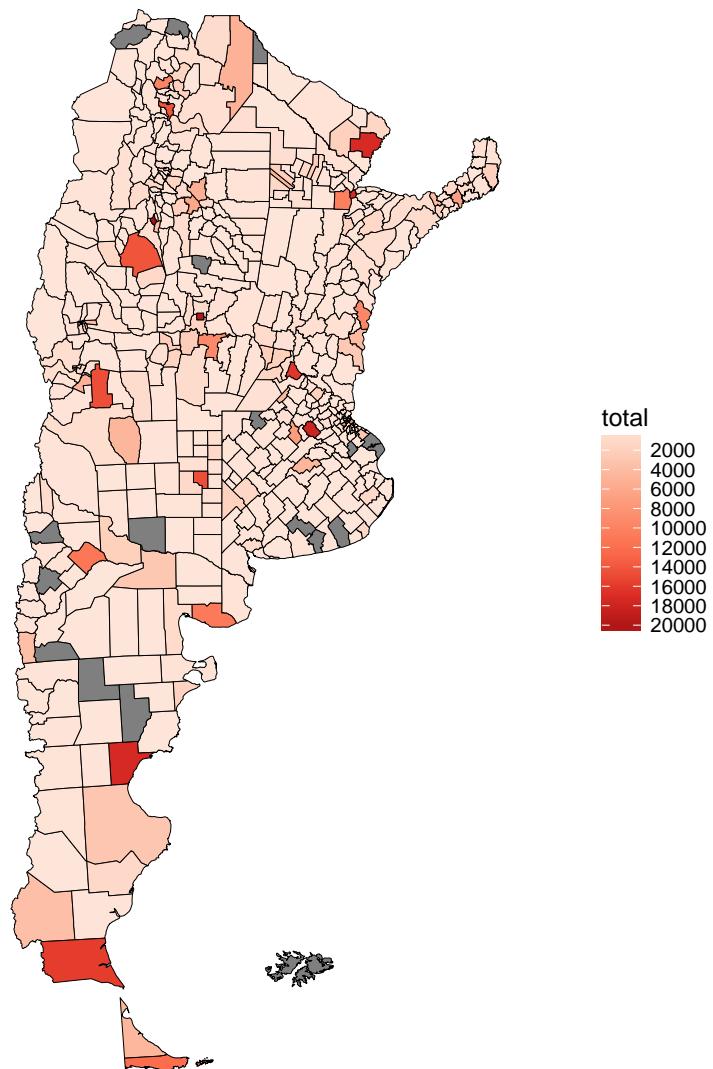


Fig. 5.1: Mapa con la distribución de los tuits que incluyeron sus coordenadas geográficas.

## **6. BIBLIOGRAFÍA**

## Bibliografía

- [AV95] Manuel Almeida and Carmelo Vidal. Variación socioestilística del léxico: un estudio contrastivo. *Boletín de filología*, 35(1):Pág–50, 1995.
- [Baa01] R Harald Baayen. *Word frequency distributions*, volume 18. Springer Science & Business Media, 2001.
- [Bis06] Christopher M Bishop. *Pattern recognition and machine learning*. Springer, 2006.
- [dL08] Academia Argentina de Letras. *Diccionario del habla de los argentinos*. Emecé Editores, 2008.
- [Doy14] Gabriel Doyle. Mapping dialectal variation by querying social media. In *EACL*, pages 98–106, 2014.
- [Eis14] Jacob Eisenstein. Identifying regional dialects in online social media. Georgia Institute of Technology, 2014.
- [EOSX10] Jacob Eisenstein, Brendan O’Connor, Noah A Smith, and Eric P Xing. A latent variable model for geographic lexical variation. In *Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 1277–1287. Association for Computational Linguistics, 2010.
- [Esp] Real Academia Española. Banco de datos (corpes xxi)[en línea]. *Corpus del español del siglo XXI (CORPES)*.
- [GS14] Bruno Gonçalves and David Sánchez. Crowdsourcing dialect characterization through twitter. *PloS one*, 9(11):e112074, 2014.
- [KG03] Adam Kilgarriff and Gregory Grefenstette. Introduction to the special issue on the web as corpus. *Computational linguistics*, 29(3):333–347, 2003.
- [Liu12] Bing Liu. Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, 5(1):1–167, 2012.
- [MH11] Tony McEnery and Andrew Hardie. *Corpus linguistics: Method, theory and practice*. Cambridge University Press, 2011.
- [MZ10] Marcelo A Montemurro and Damián H Zanette. Towards the quantification of the semantic information encoded in written language. *Advances in Complex Systems*, 13(02):135–153, 2010.
- [PD11] Michael J Paul and Mark Dredze. You are what you tweet: Analyzing twitter for public health. *Icwsrm*, 20:265–272, 2011.
- [PP10] Alexander Pak and Patrick Paroubek. Twitter as a corpus for sentiment analysis and opinion mining. In *LREc*, volume 10, 2010.

- [Sha01] Claude Elwood Shannon. A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 5(1):3–55, 2001.
- [SOM10] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors. In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pages 851–860. ACM, 2010.
- [TSSW10] Andranik Tumasjan, Timm Oliver Sprenger, Philipp G Sandner, and Isabell M Welpe. Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *Icwsim*, 10(1):178–185, 2010.